# Radar emitters classification and clustering with a scale mixture of normal distributions

*Guillaume Revillon , Ali Mohammad-Djafari , Cyrille Enderli*

Аннотация:

В данном исследовании разработана модель масштабной смеси нормальных распределений для классификации и кластеризации радиолокационных излучателей. Сигнал радара характеризуется паттерном из нескольких импульсов и часто является частично наблюдаемым. Предложенная модель может классифицировать и кластеризовать различные радиолокационные излучатели даже при наличии выбросов и пропущенных значений. Метод классификации, основанный на модели смеси, фокусируется на введении латентных переменных, которые дают нам возможность управлять чувствительностью модели к выбросам и позволяют обеспечить менее строгое моделирование отсутствующих данных. Байесовский подход применяется для обучения модели, контролируемой классификации и кластеризации. Выводы модели обрабатываются с помощью вариационной байесовской аппроксимации. Некоторые численные эксперименты на реалистичных данных показывают, что предложенный метод обеспечивает более точные результаты по сравнению с современными алгоритмами классификации.

Выводы:

Пользуясь свойствами Гаусса и введением латентных переменных, предлагаемая модель показала свою эффективность для вывода по недостающим данным, выполнения задач классификации и кластеризации и выбора правильного количества кластеров в наборе данных, полученном из экспериментального протокола, генерирующего реалистичные данные. Поскольку получение апостериорного распределения является трудноразрешимой задачей, обучение модели происходит с помощью вариационного Байеса, где вариационное апостериорное распределение аппроксимируется для недостающих значений. Эксперименты показали, что предложенный подход справляется как с выбросами, так и с отсутствующими значениями и может превзойти стандартные алгоритмы в задачах кластеризации. Действительно, основным преимуществом нашего подхода является то, что он допускает свойства модели, такие как обработка пропусков, чтобы компенсировать недостатки методов интерполяции, встраивая процедуры вывода в рамки модели.

# Recognition of Multifunction Radars Via Hierarchically Mining and Exploiting Pulse Group Patterns

*ZHANG-MENG LIU*

Аннотация:

Распознавание многофункциональных радаров (МФР) является открытой проблемой в области электронной разведки. Параметры импульсов МФР как правило, изменчивы и трудно поддаются статистической дифференциации. Перспективный способ реализации надежного распознавания МФР заключается в поиске и использовании более различимых высокоразмерных паттернов, скрытых в группах импульсов, которые могут быть предназначены для реализации редко используемых радиолокационных режимов, таких как сопровождение цели. Высокоразмерный паттерн определяется в соответствии с диапазоном маневренности и законом переключения повторяющихся интервалов последовательных импульсов внутри группы импульсов. В данной статье создаются глубокие рекуррентные нейронные сети (РНС) для дискриминатного анализа (классификации) и грубой кластеризации различных групп импульсов иерархически в отношении их последовательных структур. После этого классификаторы на основе РНС обучаются для извлечения и использования особенностей в различных кластерах групп импульсов. Затем к этим классификаторам прикрепляются различные степени уверенности, чтобы указать принадлежность групп импульсов соответствующим кластерам. Модели кластеризации и классификации групп импульсов в конечном итоге объединяются в каскад, формируя интегрированную модель классификации, которая добывает различимые шаблоны из последовательно поступающих групп импульсов одного и того же радара и накапливает их для реализации распознавания МФР. Результаты моделирования демонстрируют значительно улучшенную производительность предложенного метода по сравнению с существующими аналогами в различных сценариях.

Выводы:

Интегрированный классификатор создается путем синтеза иерархических кластеров и классификационных моделей импульсных групп. Кластеризация групп импульсов осуществляется в соответствии с их последовательными паттернами интервалов следования импульсов, которые предназначены для различных режимов МФР, и для каждого кластера обучаются различные классификаторы для извлечения отличительных признаков из групп импульсов. Степени уверенности (DOC) рассчитываются для каждого классификатора, чтобы показать надежность его результатов распознавания. В процессе распознавания МФР на основе потоков групп импульсов, каждая группа импульсов сортируется на один из предварительно обученных кластеров, затем соответствующий классификатор используется для различения этой группы импульсов, а результат распознавания результат распознавания взвешивается с помощью классификаторов DOC. Общий результат распознавания в конечном итоге получается путем накопления взвешенных результатов каждой группы импульсов. Результаты моделирования показывают, что предложенный метод может хорошо кластеризовать группы импульсов с различными паттернами интервалов следования импульсов, и присваивать им разумные весовые коэффициенты в соответствии со значимостью их паттернов для распознавания МФР. При обработке последовательных групп импульсов

с помощью интегрированных моделей кластеризации и классификации, предложенный метод достигает гораздо лучших результатов, чем его

аналоги в рассмотренных сценариях, и он может быть хорошо

расширен для распознавания МФР с более сложными режимами.

# A new clustering algorithm based on a radar scanning strategy with applications to machine learning data

*Lin Ma, Yi Zhang, Víctor Leiva, Shuangzhe Liu, Tiefeng Ma*

Аннотация:

В этой статье мы предлагаем новый алгоритм кластеризации с радарным сканированием на основе плотности. Его основная цель - быстрое обнаружение и точное выделение отдельных кластеров с помощью стратегии радарного сканирования. При использовании этого алгоритма количество кластеров не нужно задавать заранее. В предлагаемом нами методе используются две техники. Во-первых, мы используем быстрый алгоритм среднего сдвига с адаптивным радиусом и активными подмножествами для эффективного определения местоположения центров, что значительно сокращает время вычислений. Во-вторых, мы используем форму функции плотности распределения вероятности расстояний между выбранной точкой и другими точками в наборе данных. Это делается для определения критических параметров: радиусов алгоритма быстрого среднего сдвига и радиусов кластеров. Новый алгоритм имеет четыре достоинства. Он снижает вычислительную сложность, преодолевает проблемы, вызванные высокой размерностью, способен работать с неоднородными сферическими наборами данных, и, наконец, устойчив к шуму и выбросам. После применения, предложенного нами метода к нескольким видам синтетических и реальных наборов данных, результаты показывают, что алгоритм радарного сканирования на основе плотности является эффективным и точным.

Выводы:

В данной работе мы предложили новый алгоритм кластеризации на основе плотности, основанный на радарном сканировании, который может эффективно обнаруживать и извлекать отдельные кластеры и устойчив к шуму. Мы использовали стратегию радарного сканирования для проецирования всех точек в одномерное пространство, что обеспечивает удовлетворительные результаты на наборах данных высокой размерности. Мы можем получить важную информацию из функций плотности вероятности расстояний, которые были использованы для вывода подходящих радиусов и активных подмножеств для ускорения оригинального процесса среднего сдвига. Радиусы потенциальных кластеров также выводятся из функций плотности вероятности расстояний, которые являются более гибкими для работы с неоднородными кластерами. В целом, наши результаты представлены следующим образом:

(i) По результатам эксперимента, синтетические наборы данных показали, что алгоритм кластеризации на основе плотности радарного сканирования является эффективным, точным и нечувствительным к шуму.

(ii) По сравнению с другими методами, производительность нового предложенного алгоритма на реальных наборах данных была не такой высокой, как на синтетических наборах данных, поскольку атрибуты в наборах данных UCI сильно коррелируют друг с другом.

(iii) Как и в случае синтетических данных, при использовании реальных данных результаты показали, что алгоритм кластеризации на основе плотности радарного сканирования является эффективным, точным и нечувствительным к шуму.

(iv) Новый алгоритм кластеризации может работать только с наборами данных с небольшой корреляцией, а именно приблизительно сферическими; в противном случае необходимо, чтобы кластеры были хорошо разделены.

Указанные ниже аспекты являются открытыми проблемами для нового алгоритма кластеризации на основе плотности радарного сканирования, и они будут рассмотрены в будущих исследованиях:

(i) Необходимо усовершенствовать алгоритм для работы с сильно коррелированными наборами данных.

(ii) Поскольку мы применяем алгоритм кластеризации на основе плотности радарного сканирования только к сферическим наборам данных, мы намерены распространить этот метод на несферические наборы данных.